



**ITS**

Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR - EE 184801**

**IDENTIFIKASI CITRA IRIS MATA MENGGUNAKAN *SCALE-INVARIANT FEATURE TRANSFORM* (SIFT)**

Surya Putra Prawira  
NRP 07111140000153

Dosen Pembimbing  
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.  
Ahmad Zaini, ST., M. Sc.

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
Fakultas Teknologi Elektro  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2019



**ITS**

Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**FINAL PROJECT - EE 184801**

## **EYE IRIS IDENTIFICATION USING SCALE-INVARIANT FEATURE TRANSFORM (SIFT)**

Surya Putra Prawira  
NRP 07111140000153

Advisor

Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

Ahmad Zaini, ST., M. Sc.

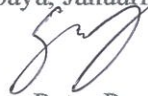
Department of Electrical Engineering  
Faculty of Electrical Technology  
Sepuluh Nopember Institute of Technology  
Surabaya 2019

## PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun seluruh Tugas Akhir saya pada buku ini dengan judul **“Identifikasi Iris Mata Menggunakan *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT)”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku

Surabaya, Januari 2019



Surya Putra Prawira

07111140000153

**IDENTIFIKASI IRI MATA MENGGUNAKAN *SCALE-INVARIANT FEATURE TRANSFORM*(SIFT)**

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan Untuk  
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik  
Pada  
Bidang Studi Teknik Komputer dan Telematika  
Departemen Teknik Elektro  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Menyetujui:**

**Dosen Pembimbing I**

**Dosen Pembimbing II**

**Dr. Eko Mulyanto Yuniarno ST., MT.**  
**196806011995121009**

**Ahmad Zaini ST., M. Sc.**  
**197504192002121003**

**SURABAYA  
JANUARI, 2019**



# ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Surya Putra Prawira  
Judul Tugas Akhir : Identifikasi Citra Iris Mata Menggunakan *Scale-Invariant Feature Transform*(SIFT)  
Pembimbing : 1. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.  
2. Ahmad Zaini, ST., M.Sc.

Iris mata merupakan bagian tubuh yang bersifat konsisten dan tidak mengalami perubahan terhadap umur sehingga fiturnya tetap terjaga dan bersifat unik untuk setiap orang. Dengan adanya karakteristik tersebut, iris mata menjadi objek yang ideal untuk digunakan sebagai subjek untuk mengetahui kualitas performa *Scale-Invariant Feature Transform*(SIFT) sebagai metode klasifikasi.

Dilakukan pra-pemrosesan terhadap citra mata yang dijadikan subjek pengujian, dan hasil tersebut akan diuji menggunakan SIFT dengan citra lainnya yang telah melalui proses yang sama. Dilakukan pengujian dalam jumlah yang dapat merepresentasikan performa SIFT dengan tepat. Data yang didapatkan di pengujian akan diolah dengan *Receiver Operating Characteristic*(ROC), untuk mendapatkan indeks nilai kualitas performa SIFT terhadap identifikasi iris mata. Hasil dari *Receiver Operating Characteristic* menunjukkan menunjukkan performa SIFT dalam identifikasi iris mata.

Kata Kunci: Iris Mata, *Scale-Invariant Feature Transform*, *Receiver Operating Characteristic*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# ABSTRACT

Nama Mahasiswa : Surya Putra Prawira  
Judul Tugas Akhir : *Eye Iris Identification With Scale Invariant Feature Transform(SIFT)*  
Pembimbing : 1.Dr. Eko Mulyanto Yuniarno ST., MT.  
2. Ahmad Zaini, ST., M.Sc.

*Eye iris is a part of the body that is sustained and does not undergo changes as the person ages, which keeps the unique features intact, and different amongst people. With that in mind, iris is a potentially ideal object to determine the identity of a subject, which can be used to test the performance of Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) as an identifier.*

*The eyes receives pre-processing, which is then continued by SIFT along with other eye image which already being processed beforehand. every match will be noted with how many matching point resulted in the match. Aforementioned matching point will then be classified through Receiver Operating Characteristic (ROC), in the form of a curve. The area below the curve represents the quality of performance the SIFT has over eye identification, in the form of a value between 0 to 1. Result from Receiver Operating Characteristic determines the quality of SIFT performance in identifying the eye iris*

*Keyword: Eye Iris, Scale Invariant Feature Transform, Receiver Operating Characteristic*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



# KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul **Identifikasi Iris Mata Menggunakan *Scale-Invariant Feature Transform*(SIFT)**.

Penelitian ini disusun dalam rangka pemenuhan bidang riset di Jurusan Teknik Elektro ITS, Bidang Studi Teknik Komputer dan Telematika, serta digunakan sebagai persyaratan menyelesaikan pendidikan S1. Penelitian ini dapat terselesaikan tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada kedua orang tua penulis yang telah memberikan dorongan moral pada penulis sehingga mampu menyelesaikan buku ini, adik penulis yang menemani di waktu senang maupun susah, teman-teman dari laboratorium B201, kedua pembimbing yang telah mengarahkan penulis untuk pengerjaan tugas akhir, serta seluruh elemen dari Teknik Elektro ITS.

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin.

Surabaya, Januari 2019

Penulis

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
<b>1 PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar belakang . . . . .	1
1.2 Permasalahan . . . . .	2
1.3 Tujuan . . . . .	2
1.4 Batasan masalah . . . . .	3
1.5 Sistematika Penulisan . . . . .	3
<b>2 TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>5</b>
2.1 Iris Mata . . . . .	5
2.2 Peningkatan Citra . . . . .	6
2.2.1 <i>Pembuatan Negatif pada Citra</i> . . . . .	6
2.2.2 <i>Transformasi Thresholding</i> . . . . .	7
2.2.3 <i>Grey Level Matching</i> . . . . .	7
2.3 <i>Scale Invariant Feature Transform</i> . . . . .	7
2.3.1 <i>Scale Space Extrema Detection</i> . . . . .	8
2.3.2 <i>Keypoint Localization</i> . . . . .	9
2.3.3 <i>Orientation Assignment</i> . . . . .	9
2.3.4 <i>Keypoint Descriptor</i> . . . . .	10
2.4 <i>Receiver Operating Characteristic</i> . . . . .	10
2.4.1 <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	11
2.4.2 Kurva ROC . . . . .	12
2.5 Penghitungan Luas Kurva Dengan Pendekatan Tra- pesium . . . . .	14

<b>3</b>	<b>DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM</b>	<b>15</b>
3.1	Data Pengujian . . . . .	16
3.2	Pra-pemrosesan Data . . . . .	16
3.2.1	segmentasi . . . . .	17
3.2.2	<i>Sharpening</i> . . . . .	18
3.2.3	Normalisasi . . . . .	19
3.3	<i>Scale Invariant Feature Transform</i> . . . . .	19
3.3.1	<i>Blurring dan Difference of Gaussian</i> . . . . .	19
3.3.2	Gradien . . . . .	20
3.4	Pencocokan . . . . .	20
3.5	<i>Receiver Operating Characteristic</i> . . . . .	20
3.5.1	<i>Confusion Matrix</i> . . . . .	20
3.6	Luas Area di Bawah Kurva ROC . . . . .	23
<b>4</b>	<b>PENGUJIAN DAN ANALISA</b>	<b>25</b>
4.1	Pra-pemrosesan Citra . . . . .	25
4.1.1	Segmentasi . . . . .	25
4.1.2	<i>Sharpening</i> . . . . .	26
4.1.3	Normalisasi . . . . .	26
4.2	<i>Keypoint Descriptor</i> . . . . .	27
4.3	Pencocokan Citra . . . . .	28
4.4	Data Hasil Pencocokan dan <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	31
4.4.1	<i>Matching Point</i> Citra Mata yang sama . . . . .	31
4.4.2	<i>Matching Point</i> Citra Mata Berbeda . . . . .	32
4.4.3	<i>Matching Point</i> Tidak Sesuai Hipotesa Negatif . . . . .	33
4.4.4	<i>Matching Point</i> Tidak Sesuai Hipotesa Positif . . . . .	33
4.5	Pengujian <i>Threshold</i> . . . . .	34
4.5.1	<i>True Positive</i> . . . . .	34
4.5.2	<i>True Negative</i> . . . . .	35
4.5.3	<i>False Positive</i> . . . . .	36
4.5.4	<i>False Negative</i> . . . . .	37
4.6	Akurasi, Presisi, dan <i>Receiver Operating Characteristic</i> . . . . .	38
4.6.1	Akurasi . . . . .	39
4.6.2	Presisi . . . . .	40
4.6.3	Sensitivitas . . . . .	42
4.6.4	<i>False Positive Rate</i> . . . . .	43
4.7	Kurva <i>Receiver Operating Characteristic</i> . . . . .	44
4.8	Luasan Area di Bawah Kurva ROC . . . . .	47



4.8.1	Luas Segitiga . . . . .	47
4.8.2	Luas Trapesium . . . . .	48
<b>5</b>	<b>PENUTUP</b>	<b>51</b>
5.1	Kesimpulan . . . . .	51
5.2	Saran . . . . .	51
	<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>53</b>
	<b>Biografi Penulis</b>	<b>55</b>

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# DAFTAR GAMBAR

2.1	skema anatomi mata[1] . . . . .	5
2.2	Hasil negatif dari citra mammogram . . . . .	6
2.3	<i>Thresholding</i> untuk mendapat objek yang diperlukan . . . . .	7
2.4	Oktaf citra dengan eliminasi <i>keypoint</i> [2] . . . . .	8
2.5	Pembandingan 8 piksel dengan piksel acuan[2] . . . . .	9
2.6	Pembuatan <i>descriptor</i> piksel dari gradien[2] . . . . .	10
2.7	<i>Confusion matrix</i> yang menunjukkan kategori data dalam sebuah analisis[3] . . . . .	12
2.8	Contoh Kurva ROC[3] . . . . .	13
3.1	Skema Proses Pengerjaan . . . . .	15
3.2	Ssmpel Citra Mata CASIA . . . . .	16
3.3	Skema Pra-pemrosesan Citra Mata . . . . .	17
3.4	Skema Segmentasi Citra Iris Mata . . . . .	17
3.5	Area Segmentasi Yang Dieliminasi . . . . .	18
3.6	Penajaman Citra . . . . .	18
3.7	Normalisasi Citra . . . . .	19
3.8	Ilustrasi Pencocokan <i>keypoint-keypoint</i> yang ada pada citra . . . . .	20
3.9	Klasifikasi data ke dalam <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	22
4.1	Hasil segmentasi citra mata . . . . .	25
4.2	Hasil <i>sharpening</i> citra segmentasi mata . . . . .	26
4.3	Citra iris mata setelah dilakukan normalisasi . . . . .	27
4.4	Hasil pembentukan <i>keypoint descriptor</i> . . . . .	28
4.5	Hasil pencocokan citra yang sama . . . . .	28
4.6	Pencocokan citra iris mata yang sama, namun dengan gangguan translasi . . . . .	29
4.7	Pencocokan citra iris mata yang berbeda . . . . .	29
4.8	Pencocokan citra iris mata yang berbeda, namun menghasilkan <i>matching point</i> yang besar . . . . .	30
4.9	Pencocokan citra iris mata yang sama, namun menghasilkan <i>matching point</i> yang kecil . . . . .	30
4.10	Kurva <i>Receiver Operating Characteristic</i> . . . . .	47

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## DAFTAR TABEL

4.1 Sampel Data <i>True Positive</i> . . . . .	32
4.2 Sampel Data <i>True Negative</i> . . . . .	32
4.3 Sampel Data <i>False Positive</i> . . . . .	33
4.4 Sampel Data <i>False Negative</i> . . . . .	34
4.5 Nilai Hipotesa . . . . .	34
4.6 Jumlah <i>True Positive Threshold</i> 50-70 . . . . .	35
4.7 Jumlah <i>True Negative Threshold</i> 50-70 . . . . .	36
4.8 Jumlah <i>False Positive Threshold</i> 50-70 . . . . .	37
4.9 Jumlah <i>False Negative Threshold</i> 50-70 . . . . .	38
4.10 Akurasi Untuk <i>threshold</i> 50-70 . . . . .	40
4.11 Presisi Untuk <i>threshold</i> 50-70. . . . .	41
4.11 Sensitivitas Untuk <i>threshold</i> 1-21. . . . .	43
4.12 <i>False Positive Rate</i> Untuk <i>threshold</i> 1-21. . . . .	44
4.13 Koordinat Kurva ROC . . . . .	45-46
4.14 Luas Seluruh Area . . . . .	49-50

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# BAB 1

## PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

### 1.1 Latar belakang

Identifikasi personal merupakan hal yang sudah umum dijumpai dalam keseharian setiap individu, seperti halnya untuk mendapatkan akses rekening bank, transaksi di ATM, login pada perangkat computer, dan masuk pada area dengan tingkat keamanan tinggi yang mengharuskan seorang individu untuk membuktikan identitas personal. Pada metode umum untuk membuktikan identitas pribadi, digunakan perangkat fisik seperti kartu akses, kunci atau metode lainnya yaitu dengan menggunakan kode akses, kata kunci, dan *personal identification numbers* (PIN). Namun metode identifikasi personal secara konvensional memiliki kelemahan seperti perangkat fisik seringkali mudah tertinggal dan mudah digandakan atau hal-hal seperti kehilangan/melupakan PIN dan kata kunci yang dibuat sebelumnya. Akibat kondisi tersebut, pengguna tidak bisa membuktikan identitas personal dan tidak mendapatkan akses

Pada kondisi saat ini, identifikasi personal yang berbasis biometrik merupakan alternatif yang memiliki kepraktisan dan aman untuk mengenali identitas seseorang. Identifikasi personal secara biometrik meliputi pengukuran parameter fisik dan biologis pada personal. Tanda biometrik yang akan diukur haruslah memiliki karakteristik yang unik, sehingga kemungkinan kesalahan pencocokan terhadap dua orang yang berbeda dapat diminimalisir. Tanda biometrik yang diukur juga harus stabil seiring bertambahnya umur personal serta mudah didapatkan. Selain itu tanda tanda tersebut harus bersifat universal, unik atau istimewa, permanen dan kolektif[4]. Beberapa tanda fisik biometrik yang memiliki sifat sifat tersebut yaitu sidik jari, struktur wajah, iris mata.

Iris mata dalam penglihatan manusia berfungsi untuk mengatur ukuran pupil dan mengatur besar cahaya yang masuk ke mata.

Jika diamati lebih mendalam iris mata memiliki karakteristik yang unik dari setiap individu. Sehingga iris mata dapat digunakan sebagai tanda biometrik untuk identifikasi personal. Jika dibandingkan dengan sidik jari, iris mata memiliki keunggulan yaitu terlindungi oleh kelopak mata dan lebih stabil seiring pertambahan umur manusia[1].

Sistem identifikasi iris dilakukan dengan mengambil citra iris seseorang yang diolah dengan pengolahan citra seperti segmentasi, ekstraksi fitur, dan mengambil *key of interest* atau ciri kunci. Data yang telah diolah dibandingkan atau dicocokkan dengan *data-base* identitas yang dimiliki. Proses pencocokan dapat menggunakan algoritma-algoritma yang berkaitan dengan pembelajaran mesin, dimana fitur-fitur yang ada pada citra tersebut diolah sedemikian rupa, sehingga hasil akhir yang didapatkan merupakan data yang khusus dan unik serta tidak dimiliki oleh sampel pengujian lainnya. Bentuk dari data tersebut berbeda-beda sesuai dengan jenis algoritma yang digunakan, contohnya metode *Scale-Invariant Feature Transform*(SIFT), hasil akhir yang didapatkan berupa *keypoint* atau titik kunci yang hanya dimiliki oleh citra yang dianalisis[2].

## 1.2 Permasalahan

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini, adalah SIFT sebagai algoritma deteksi fitur pada sebuah citra, memiliki potensi yang baik untuk diuji dengan citra mata sebagai subjek pengujian. SIFT melakukan ekstraksi fitur[2] dalam sebuah citra yang tidak memiliki kesamaan dengan piksel lain yang ada pada citra tersebut. Iris mata yang memiliki pola yang tidak berubah pada tiap individu akan menjadi subjek yang sangat baik untuk mengetahui performa SIFT, sebagai metode identifikasi orang, berdasarkan data biometrik yang dimiliki tiap individu.

## 1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghasilkan metode pencocokan yang dapat dengan efektif mengidentifikasi iris mata
2. Mendapatkan data terkait kapabilitas SIFT sebagai metode identifikasi iris mata

## 1.4 Batasan masalah

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah :

1. Citra mata yang digunakan merupakan citra yang diambil dari citra mata CASIA.
2. Citra mata yang diidentifikasi hanya yang mengalami gangguan translasi sesuai dengan yang tersedia pada CASIA Image.
3. Citra mata yang digunakan tidak memiliki deformitas
4. *Threshold* gradien yang ada pada *Scale-Invariant Feature Transform* bernilai tetap

## 1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian Tugas akhir ini tersusun dalam sistematika dan terstruktur sehingga mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca maupun seseorang yang ingin melanjutkan penelitian ini. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu :

### 1. BAB I Pendahuluan

Bab ini berisi uraian tentang latar belakang permasalahan, penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan dan metodologi penelitian.

### 2. BAB II Dasar Teori

Pada bab ini berisi tentang uraian secara sistematis teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan yang dibahas pada pengerjaan tugas akhir ini. Teori-teori ini digunakan sebagai dasar dalam pengerjaan, yaitu informasi terkait penyebab kemacetan, teori mengenai pengolahan video, teori tentang *ip traffic camera* dan teori-teori penunjang lainnya.

### 3. BAB III Perancangan Sistem dan Implementasi

Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait sistem yang akan dibuat. Guna mendukung itu digunakanlah blok diagram atau *work flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implementasi pada pelaksanaan tugas akhir.

### 4. BAB IV Pengujian dan Analisa

Bab ini menjelaskan tentang pengujian yang dilakukan terhadap sistem hasil dari tugas akhir ini dan menganalisa sistem tersebut. Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak

yang digunakan juga disebutkan dalam bab ini. Sehingga ketika akan dikembangkan lebih jauh, spesifikasi perlengkapannya bisa dipenuhi tanpa harus melakukan uji coba perangkat lunak maupun perangkat keras lagi.

#### 5. BAB V Penutup

Bab ini merupakan penutup yang berisi kesimpulan yang diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran dan kritik yang membangun untuk mengembangkan lebih lanjut juga dituliskan pada bab ini.

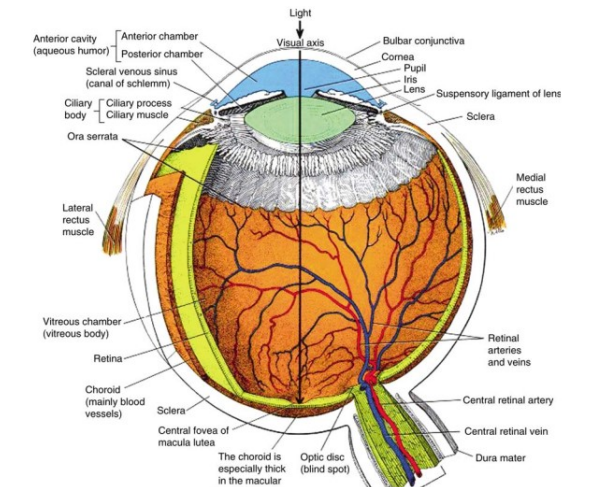
## BAB 2

# TINJAUAN PUSTAKA

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

### 2.1 Iris Mata

Gambar 2.1 merupakan ilustrasi anatomi iris mata. Iris merupakan bagian mata yang mengatur ukuran pupil berdasarkan intensitas cahaya yang diterima oleh mata. Terdapat empat lapisan yang membentuk iris, yaitu *anterior border layer*, *Stroma*, *anterior epithelium*, dan *posterior pigmented epithelium*[1]. Keempat lapisan ini membentuk pola khusus yang menyebabkan iris mata pada tiap individu khusus dan spesifik, bahkan untuk kedua mata dari individu yang sama [1]. Selain unik untuk tiap individu, iris juga merupakan bagian tubuh yang terlindungi namun dapat langsung terlihat. Ini memungkinkan dilakukannya identifikasi individu berdasarkan pola iris mata.



**Gambar 2.1:** skema anatomi mata[1]

## 2.2 Peningkatan Citra

Peningkatan citra merupakan proses pengolahan citra untuk menambah atau memperjelas informasi yang ada dalam citra, sehingga informasi tersebut dapat dianalisis oleh manusia, dan dapat diproses lebih baik oleh metode pemrosesan citra digital otomatis. Proses peningkatan citra dilakukan dengan mengolah satu atau lebih atribut pada citra. Atribut yang diubah diatur oleh jenis pemrosesan yang akan dilakukan terhadap citra tersebut. Secara umum peningkatan citra dibagi menjadi dua kategori, yaitu peningkatan dalam domain spasial, dan dalam domain frekuensi. Domain spasial melakukan perubahan langsung terhadap piksel - piksel yang ada pada citra digital, sedangkan domain frekuensi mengubah citra dalam domain frekuensi.

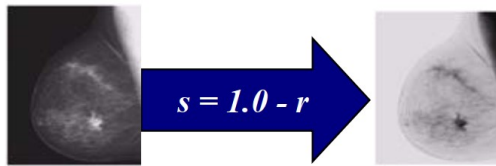
banyaknya variasi dari pengolahan citra digital serta jenis data yang diperlukan membuat metode peningkatan citra menjadi topik yang cukup luas. Sub-bab peningkatan citra ini memfokuskan pembahasan pada jenis citra yang berupa citra *grayscale*.

### 2.2.1 Pembuatan Negatif pada Citra

Pengubahan citra menjadi negatif. Apabila sebuah citra berukuran  $R \times C$ , dengan  $R$  sebagai baris, dan  $C$  sebagai kolom, dan  $I(r, c)$  sebagai nilai piksel yang ada pada kolom tersebut, maka dapat dilakukan proses untuk menghasilkan  $N(r, c)$  yaitu versi negatif dari citra tersebut. Proses penghitungan  $N(r, c)$  ada pada persamaan

$$N(r, c) = 255 - I(r, c), 0 \leq r \leq R, 0 \leq c \leq C \quad (2.1)$$

Pembuatan negatif dari sebuah citra umumnya digunakan untuk melakukan pemrosesan citra pada area - area yang gelap, seperti pada Gambar 2.2.

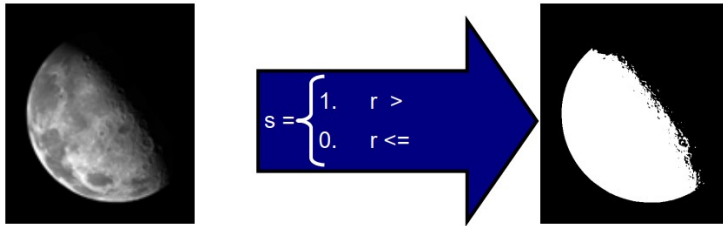


**Gambar 2.2:** Hasil negatif dari citra mammogram



### 2.2.2 Transformasi *Thresholding*

*Thresholding* sangat baik digunakan untuk mengekstraksi objek. Apabila terdapat latar yang mengganggu informasi detail mengenai sebuah objek, *thresholding* digunakan pada citra untuk mengeliminasi latar. Gambar 2.3 merupakan contoh hasil Transformasi *Thresholding*



**Gambar 2.3:** *Thresholding* untuk mendapat objek yang diperlukan

### 2.2.3 *Grey Level Matching*

*Grey Level Matching* merupakan metode yang memiliki kemiripan dengan *band-pass filtering*. Proses *grey-level slicing* menguatkan citra dengan tingkat keabuan tertentu dan menghilangkan bagian lainnya yang tidak memiliki tingkat keabuan yang sama, atau menguatkan citra dengan tingkat keabuan tertentu, dan membiarkan bagian lainnya dengan tingkat keabuan berbeda pada citra.

### 2.3 *Scale Invariant Feature Transform*

*Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) adalah sebuah algoritma dalam visi komputer untuk mendeteksi dan mendeskripsikan fitur lokal dalam gambar. Algoritma ini dipublikasikan oleh David Lowe pada tahun 1999 [2]. Dengan menggunakan SIFT, suatu citra akan di ubah menjadi vektor fitur local yang kemudian digunakan sebagai pendekatan dalam mendeteksi maupun mengenali objek yang dimaksud melalui titik-titik khusus atau disebut dengan *keypoint*. SIFT merupakan metode identifikasi citra digital yang umumnya tidak terganggu apabila terjadi perubahan translasi (pergeseran koordinat) atau rotasi(perubahan sudut/angular), bahkan dapat juga digunakan untuk beberapa citra yang terpotong, sehing-

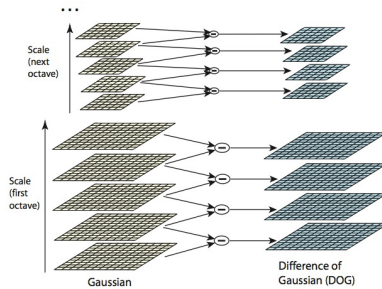
ga objek yang ada di dalamnya tidak terlihat lengkap. Tahapan dari metode SIFT adalah sebagai berikut:

### 2.3.1 *Scale Space Extrema Detection*

*Scale-Space Extrema Detection* merupakan proses eliminasi awal yang dilakukan dengan memberikan blur pada citra dalam beberapa tingkat. Proses blur dilakukan untuk menghasilkan citra dengan intensitas piksel yang lebih kecil dari citra aslinya. Proses blur dilakukan dalam beberapa oktaf, dengan acuan umum menurut Lowe [2] sebanyak empat kali, seperti diilustrasikan pada Gambar 2.4. Persamaan 2.2 adalah penghitungan secara matematis dari proses blur yang dilakukan pada citra yang menjadi subjek eliminasi.

$$L(x,y,) = G(x,y,)*I(x,y) \quad (2.2)$$

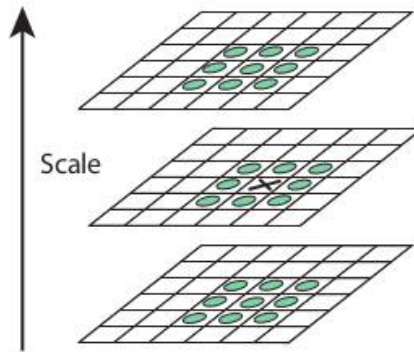
Hasil dari blur akan diselisihkan dengan citra berlevel blur sebelumnya, dengan hasil akhir yang didapatkan, berupa citra dengan beberapa piksel yang tersisa. Proses eliminasi dilakukan hingga hasil blur terakhir, kemudian tiap hasil eliminasi dibandingkan satu dengan yang lainnya, untuk menghilangkan *keypoint* yang tidak terdapat pada semua level. Piksel-piksel yang tersisa dari eliminiasi adalah piksel yang berpotensi menjadi *keypoint*. Piksel-piksel tersebut akan menjadi subjek dari proses seleksi selanjutnya berupa *keypoint localization*.



**Gambar 2.4:** Oktaf citra dengan eliminasi *keypoint* [2]

### 2.3.2 Keypoint Localization

Setelah titik-titik yang berpotensi menjadi *keypoint*, proses selanjutnya adalah mencari maxima / minima dalam gambar DoG (*Difference of Gaussian*). Langkahnya adalah menemukan titik maxima / minima yang kasar dulu. Caranya dengan melewati setiap pixel dan diperiksa tetangganya. Tiap piksel dibandingkan nilai intensitasnya dengan piksel tetangganya, guna menentukan piksel tersebut merupakan piksel terbesar atau piksel terkecil yang dapat ditemukan. Gambar 2.5 menunjukkan pengambilan piksel untuk perbandingan.



**Gambar 2.5:** Perbandingan 8 piksel dengan piksel acuan[2]

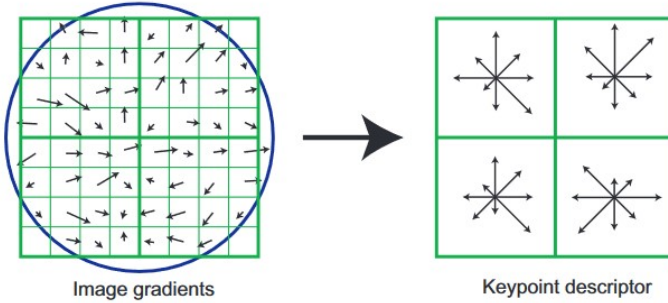
### 2.3.3 Orientation Assignment

Setelah mendapatkan *keypoint* hasil seleksi, Hal berikutnya adalah menetapkan orientasi kepada setiap *keypoint*. Langkahnya adalah dengan mengumpulkan arah gradien dan besaran sekitar setiap *keypoint*. Kemudian diketahui orientasi yang paling menonjol di wilayah *keypoint* tersebut. Bagian kiri pada Gambar 2.6 adalah contoh dari sebaran gradien. Besar gradien ditentukan dari selisih intensitas antara piksel yang akan diberikan gradien, dengan piksel sebelahnya. Semakin tinggi selisihnya, semakin tinggi nilai gradiennya. Hasil dari penghitungan akan berupa nilai magnitude gradien, serta derajatnya terhadap pixel yang memilikinya. Penghitungan

orientasi dirumuskan dengan:

$$\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (2.4)$$



**Gambar 2.6:** Pembuatan *descriptor* piksel dari gradien[2]

### 2.3.4 Keypoint Descriptor

Tahap ini adalah bagian akhir dari algoritma SIFT setelah memiliki orientasi dan *keypoint*, langkah selanjutnya membuat *descriptor* atau deskripsi identitas untuk setiap *keypoint* yang berfungsi untuk membedakan satu *keypoint* dengan yang lain. detail *descriptor* menentukan kelayakan piksel menjadi sebuah *keypoint*. Proses ini memerlukan 16 piksel atau area sebesar 4 X 4 yang ada di sekitar piksel yang berpotensi menjadi *keypoint*. 16 piksel ini masing masing dibagi lagi menjadi enam belas jendela 4 X 4. Fungsi untuk *keypoint descriptor* adalah:

$$f(x, y, \theta) = |J(x, y)| \delta(\theta - J(x, y)) \quad (2.5)$$

## 2.4 Receiver Operating Characteristic

*Receiver Operating Characteristic*(ROC) merupakan sebuah grafik yang memvisualisasikan, mengatur, serta menentukan penggu-

naan sebuah metode klasifikasi berdasarkan performa yang telah disajikan pada grafik[3]. ROC telah digunakan sejak lama untuk deteksi sinyal, dimana metode ini memisahkan peringatan yang tepat dengan peringatan yang salah (*false alarm*) pada alat/metode klasifikasi. Selain digunakan untuk visualisasi, ROC juga digunakan untuk mengukur performa *system diagnostics*, serta keperluan medis. Seiring dengan berkembangnya teknologi, ROC akhirnya diadopsi untuk digunakan pada pengujian-pengujian lainnya yang bersifat klasifikasi, seperti keakuratan sebuah algoritma, ataupun machine learning. Keuntungan dari adanya ROC adalah untuk menghindari metode-metode yang bersifat *cost-sensitive*, dimana implementasinya memerlukan biaya yang besar dan apabila terjadi kesalahan, dapat memperbesar kerugian

#### 2.4.1 *Confusion Matrix*

*Receiver Operating Characteristic* menghitung performa dengan membandingkan hipotesa positif (asumsi awal bahwa data yang akan didapatkan dari sebuah pengujian seharusnya masuk kategori benar) dan hipotesa negatif (Asumsi bahwa data yang akan didapatkan pada pengujian adalah kategori salah). Terdapat kemungkinan dimana hasil yang ditunjukkan adalah di luar hipotesa, sehingga dibentuk klasifikasi data Gambar 2.7 adalah kategori klasifikasi yang ada, secara detil:

1. *True Positive*(TP), merupakan kategori dimana hasil akhir setelah klasifikasi dikategorikan sebagai hasil yang benar pada hipotesa, dan didapatkan benar pada klasifikasi
2. *True Negative*(TN) merupakan kategori dimana hasil akhir setelah klasifikasi diberikan hipotesa sebagai hasil yang salah, dan didapati sebagai hasil yang salah setelah klasifikasi.
3. *False Positive*(FP) merupakan kategori dimana hasil akhir setelah klasifikasi diberikan hipotesa sebagai hasil yang salah, namun didapatkan hasil yang benar setelah klasifikasi
4. *False Negative*(FN) merupakan kategori dimana hasil akhir dikategorikan sebagai hasil yang benar pada hipotesa, namun didapatkan hasil yang salah pada klasifikasi. Dapat diklasifikasikannya suatu data dalam salah satu dari 4 kategori tersebut ketika dianalisis untuk *confusion matrix* didasari pada *threshold* yang diberikan pada saat klasifikasi dilakukan.

		<u>True class</u>	
		<b>p</b>	<b>n</b>
<u>Hypothesized class</u>	<b>Y</b>	True Positives	False Positives
	<b>N</b>	False Negatives	True Negatives
<b>Column totals:</b>		<b>P</b>	<b>N</b>

**Gambar 2.7:** *Confusion matrix* yang menunjukkan kategori data dalam sebuah analisis[3]

## 2.4.2 Kurva ROC

Hasil dari klasifikasi berupa TP, TN, FP, dan FN akan kemudian digunakan sebagai penghitungan empat kategori yang ada pada ROC, yaitu Akurasi, Presisi, Sensitivitas, dan *False Positive Rate*. Keempat atribut ini dapat dihitung sesuai dengan data yang didapatkan pada klasifikasi *confusion matrix*. Rumus-rumus untuk tiap atribut:

1. Akurasi, yaitu nilai keakuratan dari klasifikasi, didapatkan dengan persamaan 4.1:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.6)$$

2. Presisi, merupakan kecenderungan dari metode/alat klasifikasi untuk menemukan nilai yang benar, didapatkan dengan

persamaan 2.7:

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.7)$$

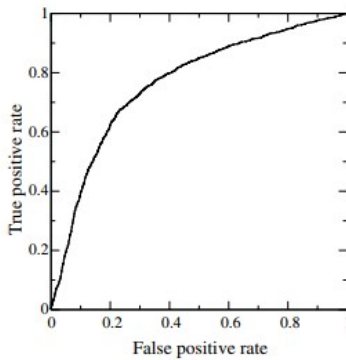
3. Sensitivitas, yaitu perbandingan antara hasil klasifikasi yang benar dengan banyaknya hipotesa benar. Persamaan untuk sensitivity adalah:

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.8)$$

4. *False positive rate* (FPR), yaitu perbandingan antara banyaknya klasifikasi false positive terhadap hipotesa kesalahan seluruhnya. FPR didapatkan melalui persamaan 4.7:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (2.9)$$

Dari aspek-aspek yang didapatkan, digunakan Sensitivitas dan *False Positive Rate* untuk menciptakan kurva yang dapat merepresentasikan performa metode/alat klasifikasi secara keseluruhan, dengan nilai 1 sebagai nilai ideal, dan semakin rendah nilai indeks, semakin menandakan performanya tidak cukup baik. Gambar 2.8 adalah contoh tren dari ROC secara umum.



**Gambar 2.8:** Contoh Kurva ROC[3]

## 2.5 Penghitungan Luas Kurva Dengan Pendekatan Trapezium

Penghitungan luas Trapezium untuk luasan di bawah kurva merupakan metode yang dapat mensubstitusikan penghitungan dengan integral untuk luasan area di bawah sebuah kurva[5], apabila penghitungan dengan integral tidak memungkinkan. Metode ini digunakan dengan membagi area di bawah kurva menjadi trapezium sebanyak  $n$ , dengan  $n$  adalah banyaknya trapezium yang dibuat di bawah kurva.

$$0.5 \times \text{Jumlah Sisi Sejajar} \times \text{Tinggi} \quad (2.10)$$

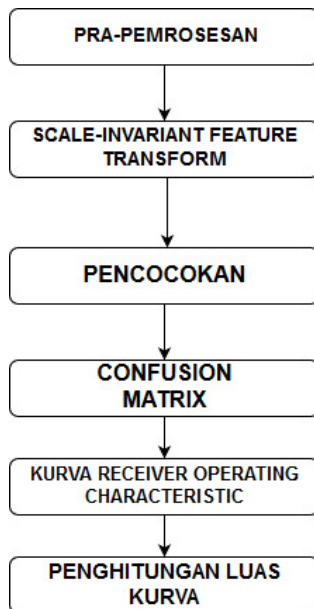
Komponen yang digunakan pada metode ini berupa interval pada sumbu  $x$ , dan magnitudo pada sumbu  $y$  dari kurva, dimana interval digunakan sebagai tinggi trapezium, sedangkan magnitudo dari dua titik interval sebagai sisi sejajar dari trapesium. Banyaknya trapezium yang dibentuk akan berbeda tergantung dari banyaknya titik yang didapatkan pada kurva. Semakin banyak titik yang ditemukan, maka akan semakin banyak trapesium yang dibentuk.



## BAB 3

# DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

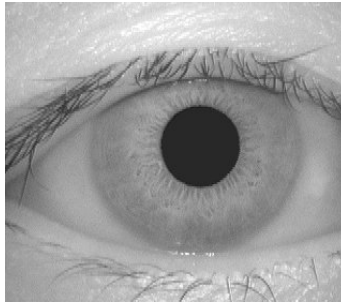
Proses pengujian *Scale Invariant Feature Transform*(SIFT) dilakukan melalui beberapa tahap, seperti pada Gambar 3.1. Citra mata yang digunakan berupa *CASIA Image* yang akan diberikan pra-pemrosesan untuk mengeliminasi data yang tidak diperlukan pada citra serta mengondisikan agar citra mata dapat digunakan untuk SIFT. Citra mata yang diproses menjadi objek untuk SIFT, dengan hasil berupa *matching point*. Seluruh *matching point* yang didapatkan akan diproses kembali melalui *Receiver Operating Characteristic* guna mendapatkan nilai indeks diskriminasi.



**Gambar 3.1:** Skema Proses Pengerjaan

### 3.1 Data Pengujian

Citra yang digunakan untuk menguji kapabilitas SIFT untuk identifikasi adalah citra CASIA. Citra CASIA yang digunakan sudah dalam *channel grayscale* sehingga tidak diperlukan pengubahan *channel* guna mendapatkan informasi. Penggunaan *channel grayscale* juga memudahkan penghitungan *keypoint* karena hanya terdapat satu variabel nilai saja untuk tiap piksel. Terdapat sebanyak 70 folder citra CASIA, dengan 7 citra mata, ketujuh mata tersebut merupakan mata yang sama, namun dengan gangguan translasi/pergeseran. Akan digunakan sebanyak 12 folder saja untuk pencocokan karena jumlah tersebut sudah memenuhi prasyarat distribusi normal. Gambar 3.2 adalah salah satu contoh sampel data.

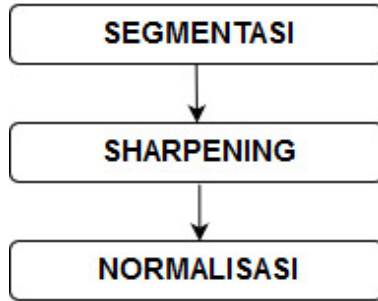


**Gambar 3.2:** Ssmpel Citra Mata CASIA

### 3.2 Pra-pemrosesan Data

Proses pengerjaan sesuai alur pada Gambar 3.3 dimulai dengan menyiapkan data. Citra yang digunakan untuk pengujian ini merupakan citra mata yang telah tersedia pada CASIA Image. CASIA Image berisi citra mata yang telah diperbesar sehingga tidak perlu dilakukan segmentasi citra dari wajah secara utuh. Citra-citra mata ini kemudian akan diuji dengan SIFT untuk menentukan apakah citra mata tersebut dimiliki oleh subjek yang sama atau tidak. Bagian dari pra-pemrosesan terdiri dari segmentasi untuk mempersempit area pantauan dari citra, *sharpening* guna memperkuat piksel piksel yang berpotensi untuk menjadi *keypoint*, dan normalisasi, untuk menghilangkan data-data yang tidak diperlukan ketika pro-

ses SIFT dilakukan, karena saat *sharpening* terdapat kemungkinan untuk memunculkan *keypoint-keypoint* yang menutupi *keypoint* potensial



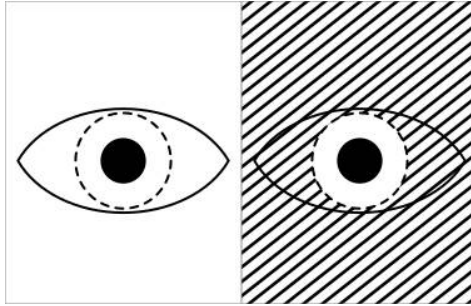
**Gambar 3.3:** Skema Pra-pemrosesan Citra Mata

### 3.2.1 segmentasi

Dilakukan beberapa proses segmentasi seperti alur pada Gambar 3.4. Hasil segmentasi berupa bagian mata yaitu iris dan pupil yang merupakan bagian mata yang memiliki fitur, dan layak digunakan untuk identifikasi. Area segmentasi akan berupa lingkaran dengan bagian diluar area yang telah dilingkari dalam citra tereliminasi, sesuai ilustrasi pada Gambar 3.5. Area yang dieliminasi akan memiliki nilai pixel sebesar 0 untuk menghindari piksel tersebut digunakan sebagai *keypoint* ketika ekstraksi *keypoint* dilakukan. Hasil segmentasi akan dilanjutkan dengan penajaman citra (*sharpening*)



**Gambar 3.4:** Skema Segmentasi Citra Iris Mata



**Gambar 3.5:** Area Segmentasi Yang Dieliminasi

### 3.2.2 *Sharpening*

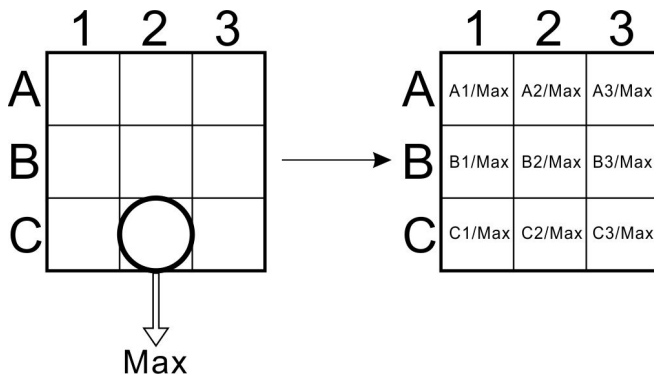
Hasil segmentasi akan ditajamkan dengan melakukan konvolusi citra hasil segmentasi dengan matriks penajaman, sesuai Gambar 3.6. Matriks penajaman berupa matriks *High-Pass Filter* 3 X 3 dengan nilai pada baris pertama yaitu 0, -1, dan 0, pada baris kedua bernilai -1, 5, -1, dan pada baris ketiga bernilai 0, -1, dan 0. Penajaman dilakukan dengan tujuan untuk menguatkan piksel-piksel yang berpotensi menjadi *keypoint* ketika diproses dengan SIFT. Pola iris mata yang sangat halus dapat menjadi masalah ketika citra iris diproses dengan SIFT, sehingga proses penajaman sangat diperlukan. Hasil *sharpening* akan dinormalisasi karena nilai piksel yang dihasilkan dari konvolusi dapat mengganggu proses *scale-space extrema* karena mayoritas piksel menjadi bernilai tinggi/rendah sehingga tidak memunculkan *keypoint* yang seharusnya.

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} * \begin{array}{|c|} \hline \text{CITRA HASIL} \\ \text{SEGMENTASI} \\ \hline \end{array}$$

**Gambar 3.6:** Penajaman Citra

### 3.2.3 Normalisasi

Hasil penajaman kemudian akan dilakukan normalisasi guna mengondisikan citra agar dapat ditemukan *keypoint*-nya. Proses normalisasi berupa pembagian nilai intensitas seluruh piksel yang ada pada citra dengan nilai intensitas piksel terbesar pada citra tersebut. Normalisasi menghindari munculnya banyak *keypoint* yang dapat menyebabkan galat dalam proses pencocokan dikarenakan *keypoint* yang seharusnya tereliminasi pada proses *scale-space extrema* tetap muncul setelah proses dilakukan. Gambar 3.7 merupakan ilustrasi normalisasi.



Gambar 3.7: Normalisasi Citra

## 3.3 Scale Invariant Feature Transform

*Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT), akan memroses citra agar ditemukan *keypoint-keypoint* yang digunakan sebagai fitur unik

### 3.3.1 Blurring dan Difference of Gaussian

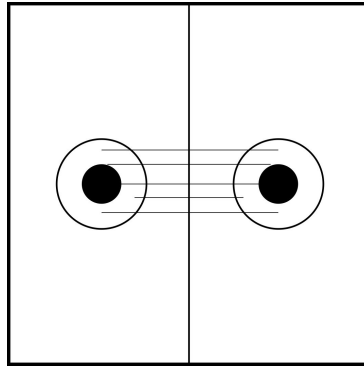
Proses SIFT diawali dengan memberikan blur pada citra, dengan tujuan untuk menemukan *keypoint* yang akan dijadikan acuan citra. Proses *blurring* akan dilakukan dalam 4 oktaf. Keempat citra akan disubstitusi dengan hasil *blur* citra selanjutnya. Substitusi terakhir akan menghasilkan citra dengan piksel yang berpotensi menjadi *keypoint*

### 3.3.2 Gradien

Piksel yang tersisa di akhir setelah substraksi dan *rescaling* akan dihitung selisihnya terhadap 8 piksel di luarnya. Nilai selisih tersebut akan digunakan sebagai gradien transisi nilai, yang dijadikan acuan apabila terjadi gangguan rotasi atau translasi.

### 3.4 Pencocokan

Citra yang telah mendapatkan *keypoint* akan dicocokkan dengan citra lainnya yang juga telah mendapatkan *keypoint*. Tiap *keypoint* akan dicocokkan gradien-nya dan akan ditarik garis apabila nilai gradien orientasi dan intensitasnya cocok, seperti pada Gambar 3.8. Pencocokan akan menghasilkan nilai berupa jumlah *keypoint* yang cocok dari kedua citra,



**Gambar 3.8:** Ilustrasi Pencocokan *keypoint-keypoint* yang ada pada citra

### 3.5 Receiver Operating Characteristic

Hasil dari pencocokan berupa nominal banyaknya *keypoint* yang sama persis orientasi dan power-nya pada kedua citra, disebut dengan *matching point*. Seluruh pencocokan akan menghasilkan beragam nilai *matching point* yang dimasukkan dalam *confusion matrix*.

#### 3.5.1 Confusion Matrix

Data *CASIA Image* telah diatur agar dalam satu folder terdapat citra mata yang sama namun dengan gangguan translasi. Data tersebut akan digunakan sebagai dasar dari hipotesa terkait dengan klasifikasi data hasil pencocokan. Nilai *matching point* akan

diuji untuk tiap *threshold* dimana tiap kategori yaitu *True Positive*(TP), *True Negative*(TN), *False Positive*(FP), dan *False Negative*(FN). Setelah dilakukan pencocokan, ditemukan nilai *matching point* yang merupakan representasi dari banyaknya keypoint milik masing-masing citra yang identik/sama. Nilai *matching point* yang didapatkan dicatat, kemudian diklasifikasikan sebagai TP, TN, FP, dan FN berdasarkan hipotesa, yaitu nilai *threshold matching point*, diilustrasikan alurnya pada Gambar 3.9. *Threshold* ditentukan berdasarkan nilai *matching point* FN yang cukup rendah untuk digunakan *threshold* hingga nilai FN tertinggi yang dapat menghasilkan nilai terkecil untuk sensitivitas dan *False Positive Rate* yang dapat digunakan. Empat atribut yang akan dihitung yaitu:

1. Akurasi, Nilai Akurasi akan dihitung untuk tiap nilai *threshold*, dengan banyaknya *threshold* ditentukan berdasarkan jangkauan dari nilai FP dan FN. Representasi untuk akurasi dari sistem direpresentasikan dengan persamaan.

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3.1)$$

Hasil akhir dari penghitungan ini adalah persentase kecenderungan SIFT untuk mendapatkan nilai yang sesuai.

2. Presisi, yaitu persentase TP terhadap keseluruhan nilai yang dikategorikan hipotesa positif. Presisi dirumuskan dengan

$$\frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3.2)$$

Hasil dari persamaan tersebut adalah persentase dari presisi. Nilai presisi akan berubah untuk tiap perubahan *threshold*

3. Sensitivitas, yaitu kecenderungan sistem untuk mendeduksi TP untuk seluruh jangkauan data yang memiliki hipotesa positif. Persamaan sensitivitas dirumuskan dengan

$$\frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3.3)$$

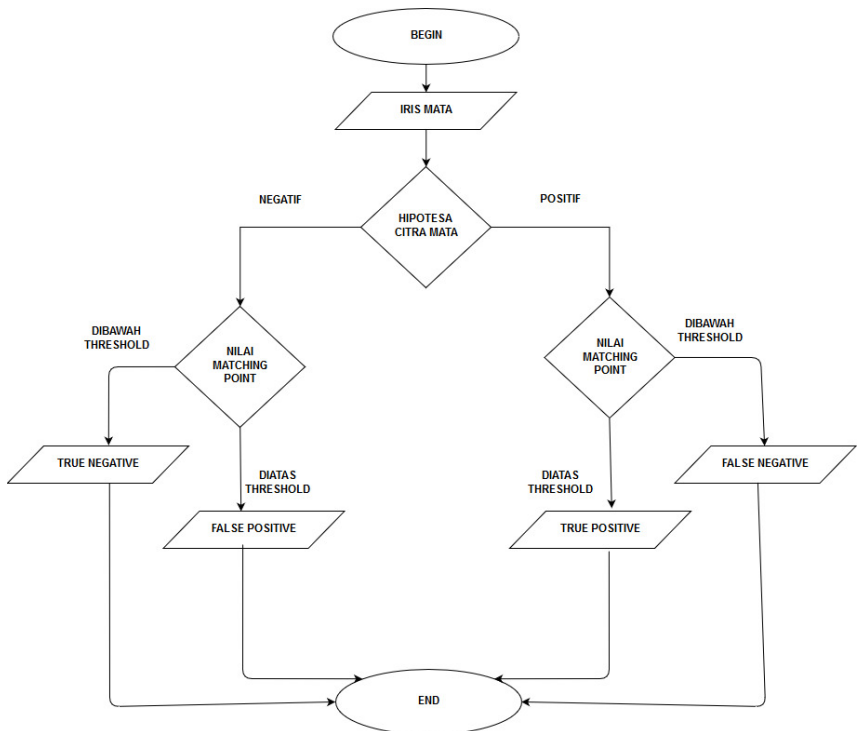
Nilai sensitivitas akan berubah sesuai dengan perubahan *threshold*

*shold*. Kurva ROC akan berupa nilai sensitivitas terhadap *False Positive Rate*.

4. *False Positive Rate* (FPR), yaitu persentase banyaknya nilai FP pada semua jangkauan data yang dikategorikan negatif pada hipotesa. FPR dirumuskan dengan

$$\frac{FP}{FP + TN} \times 100\% \quad (3.4)$$

Nilai FPR akan berubah sesuai dengan perubahan *threshold*.



**Gambar 3.9:** Klasifikasi data ke dalam *Confusion Matrix*



### 3.6 Luas Area di Bawah Kurva ROC

Setelah didapatkan nilai Sensitivitas dan FPR, grafik ROC dibuat berdasarkan kedua nilai. Letak titik pada grafik ditentukan melalui nilai Sensitivitas (pada sumbu y) terhadap False Positive Rate. (pada sumbu x) Grafik akan merepresentasikan efektivitas kinerja SIFT berdasarkan luasannya. Besarnya luasan area di bawah kurva menentukan kemampuan SIFT untuk melakukan klasifikasi. Semakin besar luasan di bawah kurva, semakin baik SIFT dalam membedakan data, sehingga nilai *true positive* dan *true negative* akan semakin banyak. Penghitungan luasan dilakukan dengan aproksimasi menggunakan luasan trapesium. Nilai Sensitivitas pada tiap titik berfungsi sebagai sisi sejajar pada trapesium, sedangkan interval antar FPR digunakan sebagai tinggi dari trapesium. Proses ini diulangi hingga trapezium memenuhi seluruh area di bawah kurva. Semisal terdapat dua titik yaitu A dengan koordinat x yaitu FPR A dan Koordinat y yaitu Sensitivitas A, kemudian B dengan koordinat s berupa FPR B dan koordinat y berupa Sensitivitas B, maka nilai trapesium dapat ditulis dengan

$$0.5 \times (Sensitivitas A + Sensitivitas B) * (FPR B - FPR A) \quad (3.5)$$

Proses ini diulangi sebanyak n dengan n adalah banyaknya trapezium yang dapat merepresentasikan seluruh kurva. Nilai luasan merepresentasikan kualitas kinerja SIFT, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan performa yang baik, sedangkan nilai mendekati 0 menunjukkan performa yang kurang baik.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB 4

# PENGUJIAN DAN ANALISA

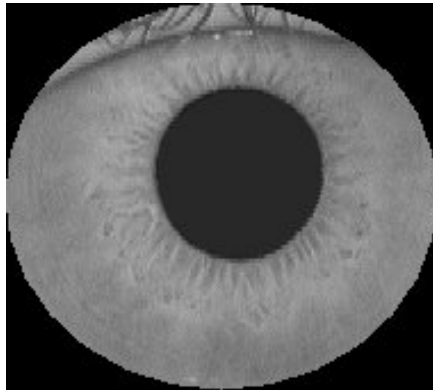
Bab ini menyajikan hasil dari tiap proses utama hingga didapatkan nilai area di bawah kurva ROC.

### 4.1 Pra-pemrosesan Citra

Hasil pra-pemrosesan citra mata terdiri dari beberapa tahap. Tahap segmentasi, tahap *sharpening*, dan tahap normalisasi. Tiap pra-pemrosesan dilakukan untuk semua citra mata yang diuji dengan SIFT. Terdapat total sebanyak 84 citra mata yang diberikan pra-pemrosesan

#### 4.1.1 Segmentasi

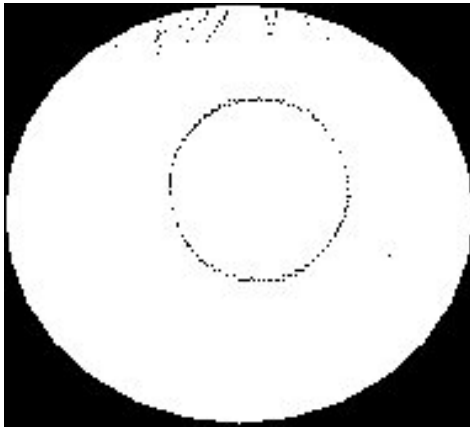
Citra hasil segmentasi adalah citra iris yang diambil dari citra mata secara utuh. Gambar 4.1 adalah hasil segmentasi. Piksel di luar citra iris dihilangkan agar analisis terfokus pada area iris mata saja. Proses dilakukan untuk semua citra yang dicocokkan dengan SIFT. Pada beberapa citra hasil segmentasi, terdapat bagian bulu mata yang tidak tersegmentasi dan berpotensi mengganggu pencocokan.



**Gambar 4.1:** Hasil segmentasi citra mata

### 4.1.2 Sharpening

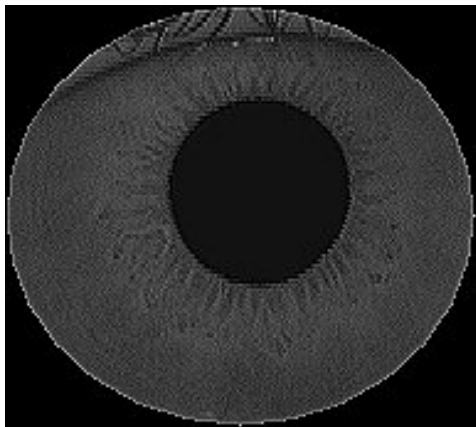
Gambar 4.2 adalah hasil proses *sharpening* pada citra iris. Proses ini memperkuat piksel-piksel yang berpotensi menjadi *keypoint*. Hasil yang didapatkan menunjukkan citra iris mata yang sepenuhnya berwarna putih karena hasil penajaman belum dinormalisasi, sehingga meski piksel yang berpotensi menjadi *keypoint* diperkuat, piksel lainnya yang tidak berpotensi untuk menjadi *keypoint* dapat menutupi *keypoint* akibat gangguan nilai *scale-space extrema* dan gradien.



**Gambar 4.2:** Hasil *sharpening* citra segmentasi mata

### 4.1.3 Normalisasi

Hasil citra *sharpening* dinormalisasi dengan membagi nilai intensitas tiap piksel dengan nilai intensitas piksel terbesar yang ada pada citra mata hasil *sharpening*(4.3). Dapat dibandingkan dengan hasil pada *sharpening* yang tidak diberikan normalisasi(4.2), citra hasil *sharpening* yang telah dinormalisasi menunjukkan pola iris mata. Pola tersebut juga berbeda dengan citra mata CASIA yang hanya diberikan segmentasi karena pada citra CASIA biasa, pola iris mata masih tergolong halus. Hasil dari normalisasi mempermudah SIFT untuk mendapatkan *keypoint* yang dapat digunakan untuk identifikasi iris mata. Proses normalisasi dilakukan pada semua citra yang telah diberikan penajaman.



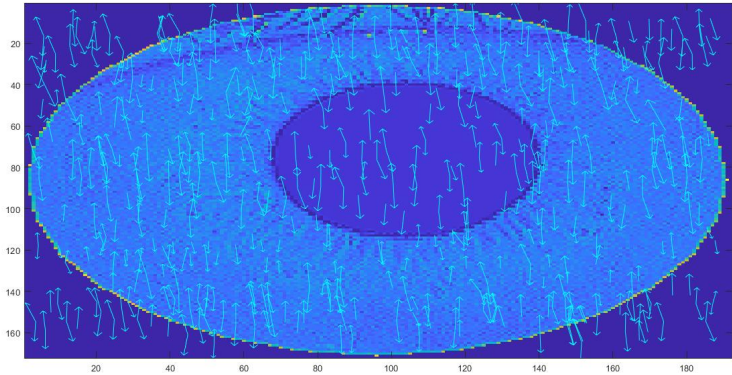
**Gambar 4.3:** Citra iris mata setelah dilakukan normalisasi

## 4.2 *Keypoint Descriptor*

Hasil dari citra yang telah mendapatkan normalisasi kemudian diproses dengan SIFT, untuk mendapatkan *keypoint descriptor*. *Keypoint descriptor* adalah nilai gradien yang dimiliki piksel terhadap seluruh piksel yang mengelilinginya. Gradien yang didapatkan pada citra berupa vektor dua dimensi yang dipasang pada citra. Hasil yang didapatkan berupa tanda panah yang mendeskripsikan keunikan dari sebuah piksel yang digolongkan sebagai *keypoint*. Panjang panah menunjukkan kuat gradien piksel pada arah tersebut, menandakan selisih intensitas nilai piksel yang sangat besar pada arah tersebut. Besar nilai *keypoint descriptor* yang ada pada tiap piksel *keypoint* unik satu sama lainnya sehingga tidak ada citra yang memiliki *keypoint descriptor* yang sama.

Pencocokan akan menggunakan *keypoint descriptor* sebagai acuan, dimana kedua citra yang memiliki *keypoint descriptor* yang bernilai identik dideklarasikan sebagai *keypoint* yang sama. Semakin banyak *keypoint* yang identik, semakin menandakan bahwa kedua citra memiliki kemiripan. Gambar 4.4 menunjukkan hasil dari pembentukan *keypoint descriptor*. Setiap piksel yang unik menghasilkan beberapa arah vektor seperti yang terlihat pada gambar 4.4. Terdapat permasalahan dimana area yang berwarna hitam tetap

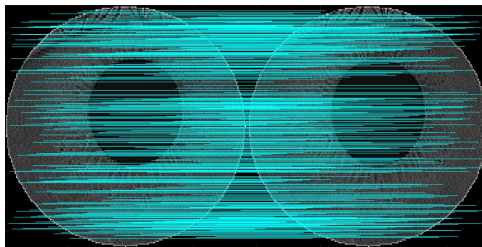
memiliki *keypoint descriptor* meski tidak ada perubahan intensitas piksel.



**Gambar 4.4:** Hasil pembentukan *keypoint descriptor*

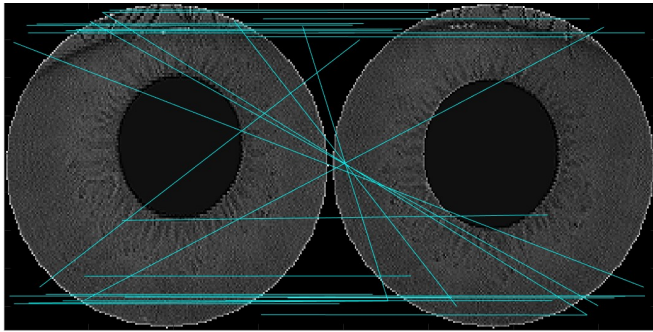
### 4.3 Pencocokan Citra

Pencocokan citra menggunakan SIFT menghasilkan *keypoint* pada kedua citra..*Keypoint-keypoint* yang dihubungkan oleh kedua garis adalah *keypoint* yang memiliki intensitas yang sama. Penarikan garis pada gambar 4.5 menunjukkan hasil pencocokkan dua citra yang identik, tanpa gangguan translasi (pergeseran). Terdapat permasalahan pencocokan, dimana area hitam yang seharusnya diabaikan, tetap memiliki *keypoint*.



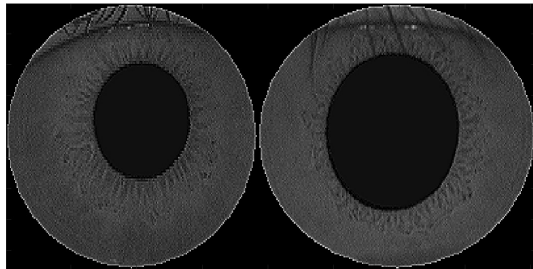
**Gambar 4.5:** Hasil pencocokan citra yang sama

Citra acuan diuji dengan citra lainnya yang merupakan mata yang sama, namun mengalami pergeseran. Hasil yang didapatkan pada gambar 4.6 menunjukkan bahwa *matching point* yang ditemukan berjumlah lebih kecil dari citra yang asli, namun masih tetap bernilai tinggi dibandingkan dengan hasil *matching point* dari *true negative*.



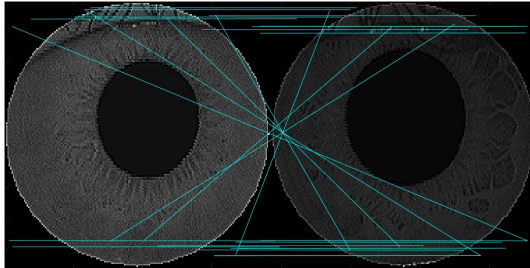
**Gambar 4.6:** Pencocokan citra iris mata yang sama, namun dengan gangguan translasi

Pada hasil yang terlihat di gambar 4.7, hanya sedikit garis yang menghubungkan *keypoint* yang sama antara kedua citra. Ini dikarenakan hanya sedikit *keypoint* yang sama sehingga dapat ditentukan bahwa kedua citra ini bukanlah mata yang sama.



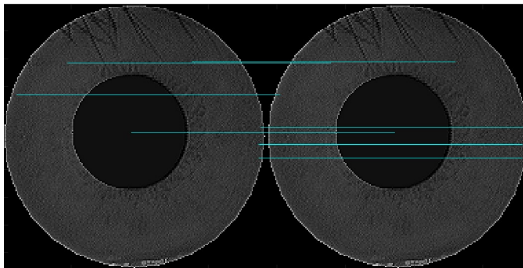
**Gambar 4.7:** Pencocokan citra iris mata yang berbeda

Gambar 4.8 merupakan hasil pencocokan citra dua mata yang berbeda. Terdapat kondisi dimana citra yang seharusnya tidak cocok karena merupakan iris mata yang berbeda, namun menghasilkan *matching point* yang besar. Kondisi tersebut dikategorikan sebagai FP.



**Gambar 4.8:** Pencocokan citra iris mata yang berbeda, namun menghasilkan *matching point* yang besar

Terdapat kondisi dimana citra yang seharusnya cocok karena merupakan iris mata yang sama, namun menghasilkan *matching point* yang kecil. Hasil yang didapatkan tidak sesuai dengan hipotesa bahwa citra mata adalah sama dan seharusnya teridentifikasi positif. Kondisi tersebut dikategorikan sebagai FN. Contoh hasil FN:



**Gambar 4.9:** Pencocokan citra iris mata yang sama, namun menghasilkan *matching point* yang kecil



## 4.4 Data Hasil Pencocokan dan *Confusion Matrix*

Total sampel citra mata yang digunakan adalah sebanyak sebanyak 84 citra mata. Total hasil yang didapatkan dari pencocokan adalah 3569 data. Seluruh citra mata yang ada dalam sampel dicocokkan satu dengan yang lainnya hingga dihasilkan jumlah data *matching point* tersebut. Hasil yang didapatkan menunjukkan jumlah *matching point* untuk tiap pencocokan. Besarnya nilai *matching point* menentukan klasifikasi dari tiap pencocokkan.

Daftar nilai yang didapatkan untuk semua pencocokan berupa *confusion matrix*. Data-data tersebut akan diklasifikasikan dalam salah satu kategori dari *true positive*(TP), *true negative*(TN), *false positive*(FP), *false negative*(FN) untuk mendapatkan atribut yang diperlukan *Receiver Operating Characteristic*. Keempat atribut tersebut diperlukan untuk mendapatkan data terkait karakteristik dan performa metode SIFT dalam melakukan identifikasi.

.Dari 84 citra mata yang digunakan sebagai sampel, setiap mata memiliki 7 citra yang sama. Jumlah mata total yang digunakan dalam pencocokan adalah sebanyak 12 mata.

### 4.4.1 *Matching Point* Citra Mata yang sama

Terdapat 7 citra mata untuk setiap citra iris mata yang sama. Total sampel data mata yang digunakan pada pengujian metode SIFT adalah sebanyak 12 mata. Berdasarkan hipotesa, terdapat sebanyak 336 hipotesa positif citra mata. Data pada tabel 4.1 merupakan data hasil pencocokan SIFT pada citra untuk mata yang sama. Perbedaan indeks menunjukkan adanya perbedaan posisi mata pada citra.

Pada hasil pencocokan, citra yang identik (tidak memiliki gangguan translasi) memiliki nilai *keypoint* yang sama dengan citra acuan, sehingga nilai tertinggi pada pencocokan *Matching point* terdapat pada citra yang sama. Hasil pencocokan menunjukkan citra acuan dengan citra identik memiliki jumlah *keypoint* yang sama, sehingga nilai *matching point* bernilai sama dengan *matching point*. Pencocokan citra lainnya yang merupakan citra iris mata yang sama, namun dengan gangguan translasi.

Tabel 4.1 Sampel Data *True Positive*

Nomor Citra Acuan	Nomor Citra Pengujian	Matching Point
001_1_1	001_1_1	644
001_1_1	001_1_2	38
001_1_1	001_1_3	39
001_1_1	001_2_1	43

#### 4.4.2 *Matching Point* Citra Mata Berbeda

Terdapat total hipotesa negatif dari 3569 data adalah sebanyak 3233 data hipotesa. Nilai-nilai *matching point* yang terindikasi kecil akan dikategorikan dalam kategori *true negative*(TN) atau *false negative*(FN) berdasarkan hipotesa dan kategori awal dari citra yang menjadi sampel.

Hasil-hasil pada tabel 4.2 adalah hasil pencocokan mata berbeda. Hasil tabel menunjukkan nilai *matching point* dibawah 20 untuk mata yang berbeda, lengkap dengan versi yang memiliki gangguan translasi. Nilai yang dimunculkan pada tabel seluruhnya adalah 0, namun ini hanya untuk dua mata yang berbeda. Nilai lain yang didapatkan pada pencocokan citra mata yang berbeda memiliki jangkauan yang berbeda. Index nomor menunjukkan dua citra mata yang berbeda, sehingga hasil pada pencocokan ini sesuai dengan hipotesa.

Tabel 4.2 Sampel Data *True Negative*

Nomor Citra Acuan	Nomor Citra Pengujian	Matching Point
001_1_1	002_1_1	0
001_1_1	002_1_2	0
001_1_1	002_1_3	0
001_1_1	002_2_1	0
001_1_1	002_2_2	0
001_1_1	002_2_3	0
001_1_1	002_2_4	0

#### 4.4.3 *Matching Point* Tidak Sesuai Hipotesa Negatif

Selain yang cocok dengan kategori hipotesa, terdapat hasil pencocokan yang kategorinya berada di luar hipotesa, umumnya disebut *false positive*(FP) dan *false negative*(FN). Data-data ini merupakan kasus "khusus".Data pada tabel 4.3 adalah beberapa pencocokan yang tidak sesuai dengan hipotesa. Citra yang dicocokkan merupakan mata yang berbeda, namun nilai kecocokan ditemukan sama dengan beberapa nilai *matching point* untuk kategori hipotesa *true positive*(TP), atau diatasnya. Hasil-hasil pencocokan ini dapat dikategorikan sebagai *false positive*, berdasarkan perhitungan yang dilakukan pada atribut-atribut yang terdapat pada *Receiver Operating Characteristic*(ROC). Nilai-nilai ini berpotensi untuk menjadi *threshold* dari penghitungan ROC, atau keluar dari kategori *false positive*.

Tabel 4.3 Sampel Data *False Positive*

Nomor Citra Acuan	Nomor Citra Pengujian	Matching Point
001_1_1	008_1_1	34
001_1_1	010_2_1	46
001_1_1	010_2_2	32
001_1_3	012_2_3	42

#### 4.4.4 *Matching Point* Tidak Sesuai Hipotesa Positif

Tabel 4.4 menunjukkan pencocokan citra iris mata yang sama, namun nilai *matching point* didapatkan dibawah *threshold*. Indeks nomor "009\_" menunjukkan seri citra mata yang sama, dengan hasil yang dibawah ekspektasi atau kecil. Data-data ini berpotensi untuk dikategorikan sebagai *false negative*. Berdasarkan penghitungan untuk keperluan *Receiver Operating Characteristic*, data-data ini dapat tetap dikategorikan sebagai *false positive* atau keluar dari kategori tersebut, berdasarkan penghitungan paling akurat. Diantara seri citra mata yang digunakan dari citra CASIA, yang terlihat mendapatkan *false negative* secara signifika adalah dataset untuk mata nomor 9, dimana selain citra aslinya, tidak ditemukan sama sekali citra yang memiliki nilai *matching point* di atas 5.

Tabel 4.4 Sampel Data *False Negative*

Nomor Citra Acuan	Nomor Citra Pengujian	Matching Point
009_1_1	009_1_2	1
009_1_1	009_1_3	2
009_1_1	009_2_1	1
009_1_1	009_2_2	2
009_1_1	009_2_3	1

## 4.5 Pengujian *Threshold*

Hasil matching point memiliki nilai variatif, dan perlu dilakukan representasi akurat dari performa SIFT. Dari data matching point yang didapat, diambil nilai threshold yang dapat berpotensi untuk menghasilkan kurva ROC. Ditemukan nilai 10 merupakan nilai matching point yang layak untuk digunakan sebagai threshold awal karena nilainya tidak terlalu rendah untuk false negative, namun juga tidak terlalu tinggi untuk false positive. Hasil selanjutnya merupakan penghitungan titik kurva ROC dengan nilai threshold 20 hingga 30. Untuk menjelaskan dasar dari didapatkannya angka *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* untuk tiap *threshold*, pada tabel 4.5 adalah nilai hipotesa untuk masing-masing kategori:

Tabel 4.5 Nilai Hipotesa

True Positive	336
True Negative	3233

### 4.5.1 *True Positive*

Tabel 4.6 berisi banyaknya pencocokan yang dikategorikan sebagai *true positive* untuk tiap kenaikan *threshold matching point*. Hasil menunjukkan penurunan jumlah dari hasil pencocokkan bersifat true positive untuk tiap kenaikan *threshold matching point*. Hal ini dikarenakan nilai matching point yang tereliminasi semakin banyak dengan meningkatnya threshold. *True positive* berbanding terbalik dengan kenaikan *threshold*. Pada Tabel 4.6 Disajikan jumlah nilai *true positive* untuk *threshold* 50 hingga 70.

Tabel 4.6 Jumlah *True Positive Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Jumlah <i>true positive</i>
50	96
51	95
52	92
53	91
54	87
55	85
56	84
57	84
58	83
59	83
60	80
61	80
62	79
63	79
64	79
65	78
66	78
67	78
68	78
69	77
70	77

#### 4.5.2 *True Negative*

Tabel 4.7 menunjukkan jumlah dari data yang dikategorikan *true negative* untuk beberapa *threshold*. Banyaknya pencocokan dengan hasil *true negative* meningkat untuk tiap kenaikan *threshold*. Hal ini karena kenaikan standar nilai minimal untuk matching point yang mengeliminasi nilai-nilai di bawah *threshold* yang ditentukan yang kemudian menyebabkan data-data tersebut dikategorikan sebagai *true negative*. *True negative* berbanding lurus dengan kenaikan *threshold*. Data pada Tabel 4.7 menyajikan jumlah *false negative* untuk *threshold* 50 hingga 70.

Tabel 4.7 Jumlah *True Negative Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Jumlah <i>true negative</i>
50	3216
51	3220
52	3221
53	3226
54	3229
55	3230
56	3231
57	3231
58	3232
59	3232
60	3233
61	3233
62	3233
63	3233
64	3233
65	3233
66	3233
67	3233
68	3233
69	3233
70	3233

### 4.5.3 *False Positive*

Tabel 4.8 menunjukkan hasil dengan kategori *false positive*. Jumlah *false positive* menurun untuk tiap *threshold matching point*. Hal ini dikarenakan semakin banyak nilai *matching point* yang tereliminasi ketika *threshold* dinaikkan, sehingga hasil pencocokan yang sebelumnya bersifat *false positive* masuk dalam kategori true negative pada pencocokan dengan *threshold* setelahnya. dimulai dari nilai *threshold* 60, ditemukan bahwa nilai *false positive* berjumlah 0, dikarenakan semua nilai yang mungkin menjadi *false positive* telah tereliminasi

Tabel 4.8 Jumlah *False Positive Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Jumlah <i>false positive</i>
60	17
51	13
52	12
53	87
54	4
55	3
56	2
57	2
58	1
59	1
60	0
61	0
62	0
63	0
64	0
65	0
66	0
67	0
68	0
69	0
70	0

#### 4.5.4 *False Negative*

Tabel 4.9 menunjukkan *False Negative* untuk beberapa *threshold*. Kenaikan *threshold* mempersempit data yang dapat dikategorikan sebagai *true positive*, terutama pada data-data yang bernilai *matching point* dibawah rata-rata, sehingga kenaikan *threshold matching point* menyebabkan kenaikan pada jumlah *false negative*, dikarenakan terdapat beberapa nilai *matching point* untuk hipotesa benar yang didapatkan bernilai dibawah rata-rata. Data tabel 4.9 adalah jumlah *false negative* pada nilai *threshold* 50 hingga 70.

Tabel 4.9 Jumlah *False Negative Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Jumlah <i>false negative</i>
50	240
51	241
52	244
53	245
54	249
55	251
56	252
57	252
58	253
59	253
60	256
61	256
62	257
63	257
64	257
65	258
66	258
67	258
68	258
69	259
70	259

#### 4.6 Akurasi, Presisi, dan *Receiver Operating Characteristic*

Data *true positive*(TP), *true negative*(TN), *false positive*(FP), dan *false negative*(FN) yang didapatkan pada klasifikasi digunakan untuk menghasilkan akurasi, presisi, sensitivitas dan *false positive rate* untuk mendapatkan kurva *Receiver Operating Characteristic*. Karena terdapat perubahan standar terhadap hipotesa untuk setiap nilai *threshold*, maka terjadi perubahan nilai akurasi, presisi, sensitivitas, dan *false positive rate* untuk setiap *threshold*. Nilai *threshold* terkecil yang diambil adalah 10, sedangkan nilai *threshold* terbesar yang diambil adalah 30, sehingga untuk akurasi, presisi, sensitivitas, dan *false positive rate*, akan dihasilkan sebanyak 21 nilai berbeda.



Penghitungan dari tiap atribut didasarkan pada jumlah nilai TP, TN, FP, dan FN yang didapatkan, dan tiap kategori menggunakan nilai berbeda. Jumlah yang banyak dari *threshold* bertujuan agar didapatkan bentuk kurva *Receiver Operating Characteristic* yang representatif dan meliputi seluruh karakteristik dari SIFT, sehingga dapat menentukan kualitas kinerja SIFT dalam melakukan diskriminasi data.

### 4.6.1 Akurasi

Akurasi merepresentasikan persentase kebenaran dari seluruh data yang didapatkan dalam pengujian. Tingginya nilai akurasi dapat menjadi indikator bahwa performa metode bekerja dengan baik. Akurasi berbanding lurus dengan besarnya nilai TP dan TN. Persamaan penghitungan nilai akurasi adalah sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (4.1)$$

Untuk jumlah TP dan TN pada *threshold matching point* 50 masing-masing adalah 96 dan 3216, sedangkan FP dan FN adalah 17 dan 240. Berdasarkan persamaan penghitungan akurasi, didapatkan nilai akurasi untuk *threshold* sebagai berikut:

$$Akurasi \text{ threshold } 50 = \frac{96 + 3216}{96 + 3216 + 17 + 240} \times 100\% = 92,80\% \quad (4.2)$$

Penghitungan 4.1 dilakukan untuk semua *threshold*. Data Tabel 4.10 menunjukkan kenaikan akurasi untuk kenaikan *threshold matching point*. Hal ini karena naiknya kriteria yang diperlukan untuk data agar dikategorikan TP dan TN, sehingga TN semakin besar, dan menyebabkan rasio TP + TN yang berbanding lurus dengan besarnya nilai akurasi semakin besar. Nilai *threshold* 70 menghasilkan akurasi terkecil, (92,74%), dikarenakan nilai TP+TN terkecil terdapat pada *threshold matching point* 50 (3312) sedangkan nilai *threshold* 53 menghasilkan akurasi terbesar (92,94%) karena didapatkan rasio terbesar TP + TN. Nilai akurasi selanjutnya menurun karena perbedaan TP+TN dengan seluruh kategori.

Tabel 4.10 Akurasi Untuk *Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Nilai Akurasi
50	92,80%
51	92,88%
52	92,83%
53	92,94%
54	92,91%
55	92,88%
56	92,88%
57	92,88%
58	92,88%
59	92,88%
60	92,88%
61	92,83%
62	92,80%
63	92,80%
64	92,80%
65	92,77%
66	92,77%
67	92,77%
68	92,77%
69	92,74%
70	92,74%

#### 4.6.2 Presisi

Nilai Presisi berbanding lurus dengan akurasi. Hal ini dikarenakan dengan naiknya *threshold matching point*, nilai *false positive* akan mengecil, sehingga rasio antara nilai true positive dan *false positive* akan ikut menurun, dengan catatan bahwa rasio *true positive* selalu lebih besar dari *false positive*. Persamaan 4.3digunakan untuk menghitung presisi:

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4.3)$$

Untuk penghitungan nilai presisi yang didapatkan pada *threshold* nilai 50, TP dari *threshold* 50 adalah 96, sedangkan FP dari *thre-*

*shold* 50 adalah 17, sehingga persamaan nilai presisi dapat ditulis dengan:

$$Presisi\ threshold\ 10 = \frac{96}{96 + 17} \times 100\% \quad (4.4)$$

Hasil yang didapatkan pada persamaaneq:preres adalah 84,96% sesuai dengan yang tertulis pada tabel 4.11. Nilai presisi terkecil didapatkan pada *threshold* nilai 1, sebesar 21,58%,sedangkan presisi terbesar didapatkan pada *threshold* 60 hingga seterusnya, sebesar 100%

Tabel 4.11 Presisi Untuk *Threshold* 50-70

<i>threshold</i>	Nilai Presisi
50	84,96%
51	87,96%
52	88,46%
53	92,86%
54	95,60%
55	96,59%
56	97,67%
57	97,67%
58	98,81%
59	98,81%
60	100%
61	100%
62	100%
63	100%
64	100%
65	100%
66	100%
67	100%
68	100%
69	100%
70	100%

### 4.6.3 Sensitivitas

Sensitivitas dapat juga disebut dengan *true positive rate*. Nilai sensitivitas menurun untuk setiap kenaikan *threshold matching point*. Besarnya nilai sensitivitas berbanding lurus dengan besarnya jumlah *true positive*, dan berbanding terbalik dengan banyaknya jumlah *false negative*. Pengujian dilakukan dengan nilai *threshold* yang dapat menghasilkan sensitivitas tertinggi.

Hasil yang didapatkan pada Tabel 4.12 menunjukkan nilai sensitivitas yang signifikan terhadap kurva. Nilai sensitivitas nantinya akan dipadankan dengan *false positive rate* yang merupakan sumbu x dari kurva. Persamaan 4.5 digunakan untuk menghitung nilai sensitivitas, dengan atribut TP dan FN yang berbeda untuk tiap *threshold matching point*.

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4.5)$$

Pada nilai *threshold* 1, didapatkan sensitivitas sebesar 93,45%. Nilai ini didapatkan berdasarkan besarnya nilai TP dan FN yang masing-masing bernilai 313 dan 22. Apabila dimasukkan dalam persamaan, maka penghitungan nilai sensitivitas untuk *threshold* 10 dapat ditulis seperti pada persamaan ??:

$$\text{Sensitivitas Threshold 1} = \frac{314}{314 + 22} \times 100\% = 93,45\% \quad (4.6)$$

Tabel 4.12 menunjukkan nilai beberapa *threshold matching point* yang digunakan pada kurva. Berbeda dengan hasil yang didapatkan pada akurasi dan presisi, nilai sensitivitas terbesar justru didapatkan pada nilai *threshold* terkecil, yaitu 1, dengan nilai sebesar 93,45%. Sedangkan nilai terkecil didapatkan dari *threshold* terbesar yang diuji yaitu 70, dengan nilai sebesar 22,92%. Hal ini disebabkan besarnya nilai TP dan FN yang semakin kecil ketika nilai *threshold* naik, sehingga menghasilkan nilai sensitivitas terkecil pada *threshold* tertinggi. Total terdapat sebanyak 54 nilai sensitivitas yang digunakan untuk mendapatkan kurva representatif dari *Receiver Operating Characteristic*. Jumlah yang digunakan koresponden terhadap nilai FPR pada *threshold* yang sama.

Tabel 4.12 Sensitivitas Untuk *Threshold* 1-21

<i>threshold</i>	Nilai Sensitivitas
1	93,45%
2	90,77%
3	87,80%
4	87,50%
5	86,61%
6	85,12%
7	82,74%
8	79,17%
9	76,19%
10	74,11%
11	72,92%
12	71,13%
13	69,64%
14	67,56%
15	63,99%
16	61,90%
17	58,04%
18	55,95%
19	54,17%
20	5,08%
21	50,89%

#### 4.6.4 *False Positive Rate*

Data Tabel 4.13 berisi nilai *false positive rate* untuk beberapa *threshold*. *False positive rate*(FPR) memiliki nilai terkecil dibandingkan dari semua aspek pada ROC. Persamaan 4.7 digunakan untuk menghitung *false positive rate*:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \times 100\% \quad (4.7)$$

Pada nilai *threshold* 1, didapatkan *false positive rate* terbesar, yaitu 35,29%. Menggunakan persamaan 4.7, nilai FP dan TN untuk *threshold* 1 masing - masing adalah 1141 dan 2092. Berdasarkan nilai

tersebut, FPR untuk *threshold* 1 dapat ditulis dengan:

$$FPR_{threshold\ 1} = \frac{1141}{1141 + 2092} \times 100\% = 35,29\% \quad (4.8)$$

Setiap nilai FPR yang didapatkan akan dipadankan dengan sensitivitas pada *threshold* tersebut sebagai atribut sumbu x pada kurva ROC.

Tabel 4.13 *False Positive Rate Untuk Threshold 1-21*

<i>threshold</i>	<i>false positive rate</i>
1%	35,29%
2%	29,72%
3%	27,65%
4%	26,07%
5%	24,87%
6%	23,69%
7%	22,58%
8%	21,65%
9%	20,51%
10%	19,92%
11%	19,24%
12%	18,56%
13%	18,03%
14%	17,35%
15%	16,67%
16%	16,12%
17%	15,59%
18%	14,91%
19%	14,44%
20%	13,64%
21%	12,93%

#### 4.7 Kurva *Receiver Operating Characteristic*

Kurva *Receiver Operating Characteristic* pada Gambar 4.10 dibuat berdasarkan nilai sensitivitas terhadap *false positive rate*. Tabel 4.13 menunjukkan nilai sensitivitas dan *false positive rate* yang mengecil untuk tiap kenaikan *threshold*, dengan nilai terkecil pada thresho-

Id matching point 54 sebesar 25,89% untuk sensitivitas, dan 0.12% untuk *false positive rate*. Total didapatkan 54 titik dari penghitungan ROC untuk sensitivitas dan false positive rate yang akan dibuat menjadi kurva.

Data Kurva berupa sensitivitas pada sumbu y, dan *false positive rate* pada sumbu x. Kurva menunjukkan kenaikan konstan untuk tiap titik, hal ini menunjukkan bahwa sensitivitas dan false positive rate berbanding lurus. Luasan area di bawah kurva akan menentukan indeks keandalan system. Selanjutnya adalah proses penghitungan luas area di bawah kurva.

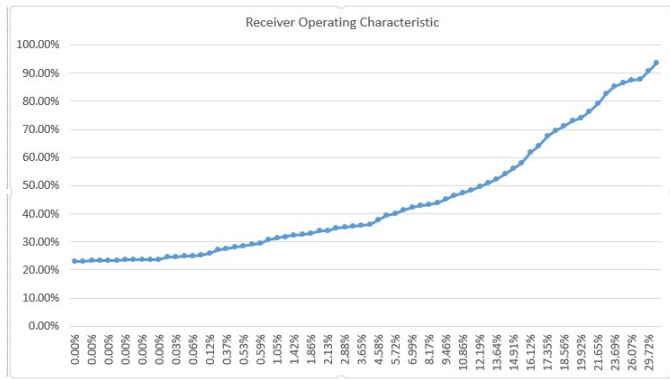
Tabel 4.13 Koordinat Kurva ROC *Threshold* 1-21

Sensitivitas	<i>False Positive Rate</i>
93,45%	35,29%
90,77%	29,72%
87,80%	27,65%
87,50%	26,07%
86,61%	24,87%
85,12%	23,69%
82,74%	22,58%
79,17%	21,65%
76,19%	20,51%
74,11%	19,92%
72,92%	19,24%
71,13%	18,56%
69,64%	18,03%
67,56%	17,35%
63,99%	16,67%
61,90%	16,12%
58,04%	15,59%
55,95%	14,91%
54,17%	14,44%
52,08%	13,64%
50.89%	12,93%

Tabel 4.13 Koordinat Kurva ROC *Threshold* 22-54

Sensitivitas	<i>False Positive Rate</i>
49,70%	12,19%
48,21%	11,41%
47,32%	10,86%
46,43%	10,02%
45,24%	9,46%
43,75%	8,75%
43,15%	8,17%
42,86%	7,73%
42,26%	6,99%
41,37%	6,25%
39,88%	5,72%
39,29%	5,04%
37,80%	4,58%
36,31%	4,08%
35,71%	3,65%
35,42%	3,19%
35,12%	2,88%
34,82%	2,60%
33,93%	2,32%
33,93%	2,13%
33,04%	1,86%
32,74%	1,61%
32,44%	1,42%
31,85%	1,21%
31,25%	1,05%
30,65%	0,90%
29,46%	0,59%
29,17%	0,56%
28,57%	0,53%
28,27%	0,40%
27,38%	0,37%
27,08%	0,22%
25,89%	0,12%





**Gambar 4.10:** Kurva *Receiver Operating Characteristic*

## 4.8 Luasan Area di Bawah Kurva ROC

Setelah ditemukan kurva *Receiver Operating Characteristic*, dilakukan penghitungan luasan di bawah kurva. Besarnya nilai luasan menentukan kemampuan SIFT untuk memisahkan data true positive dengan true negative serta menghindari adanya nilai false positive dan false negative. Hasil akan berupa koefisien yang menunjukkan performa SIFT. Nilai ideal untuk luas area di bawah kurva ROC adalah 1, sehingga apabila nilai yang didapatkan pada kurva mendekati 1, maka hal tersebut menandakan bahwa sistem semakin baik performanya

### 4.8.1 Luas Segitiga

Area pada titik pertama kurva bukan merupakan trapezium, namun merupakan sebuah segitiga. Luasan segitiga dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$\text{Luas Segitiga} = 0.5 \times \text{Alas Segitiga} \times \text{Tinggi Segitiga} \quad (4.9)$$

Dimana alas segitiga merupakan titik pertama nilai sensitivitas terhitung dari titik pusat. Pada tabel Data Receiver Operating Characteristic, didapatkan nilai false positive rate terkecil adalah 0,12% atau 0,0012, dan nilai sensitivitas pada titik tersebut adalah 25,89%

atau 0,2589. Besarnya luasan segitiga adalah:

$$Luas\ Segitiga = 0,5 \times 0,0012 \times 0,2589 = 0,00060672 \quad (4.10)$$

Besarnya luasan area di bawah segitiga kurva adalah 0.00060672. Hasil ini akan dijumlahkan dengan luasan area lainnya di bawah kurva

#### 4.8.2 Luas Trapezium

Terdapat banyak Trapezium yang dihasilkan dari kurva. Proses penghitungan trapesium dilakukan dengan menggunakan 2 nilai sensitivitas dan 2 nilai FPR. Sensitivitas berfungsi sebagai sisi sejajar dari trapesium, sedangkan FPR akan dihitung selisih nilainya, dengan selisih tersebut digunakan sebagai tinggi trapesium. Contoh penghitungan untuk trapesium 2, luasan area di bawah kurva berupa trapezium, dengan nilai sensitivitas pada kedua titik yaitu 29.46% dan 30.65%.

Penghitungan untuk jumlah sisi sejajar dari Trapezium adalah  $0.2946 + 0.3065 = 0.6011$ . Selanjutnya adalah penghitungan tinggi trapezium. Nilai *false positive rate* untuk titik pertama adalah 0.90%, nilai *false positive rate* untuk titik kedua adalah 0.59%. tinggi trapezium dapat dihitung dengan  $0.0090 - 0.0059 = 0.0031$ . Setelah didapatkan kedua aspek penghitungan luas trapezium, kedua nilai dimasukkan ke dalam persamaan 4.11.

$$LuasTrapezium = 0,5 \times 0.6011 \times 0,0031 = 0,000931705 \quad (4.11)$$

Tabel 4.14 menunjukkan nilai luas terkecil trapesium terdapat pada trapesium pertama, karena nilai sensitivitas dan *false positive rate* yang digunakan untuk trapesium adalah yang terkecil. Nilai akhir luas adalah jumlah dari seluruh luasan trapesium, dengan penghitungan segitiga pertama. Hasil pada tabel menunjukkan nilai luas area di bawah kurva sebesar 0,2302. Nilai luas area di bawah kurva sangat jauh dari 1, yang menandakan kualitas performa SIFT untuk iris mata tidak cukup baik untuk digunakan. Beberapa citra iris mata memiliki jumlah *keypoint* yang sangat kecil sehingga akan terdapat beberapa mata yang tidak dapat dideteksi dengan baik menggunakan SIFT.

Tabel 4.14 Luas Seluruh Area

Nomor Trapesium	Luas Trapesium
Segitiga	0,00060672
Trapeسيوم 1	0,000245791
Trapeسيوم 2	0,000421159
Trapeسيوم 3	0,00086072
Trapeسيوم 4	0,000351656
Trapeسيوم 5	0,000892949
Trapeسيوم 6	0,000906758
Trapeسيوم 7	0,000929772
Trapeسيوم 8	0,000478694
Trapeسيوم 9	0,0004879
Trapeسيوم 10	0,000695948
Trapeسيوم 11	0,000604812
Trapeسيوم 12	0,000813781
Trapeسيوم 13	0,000932073
Trapeسيوم 14	0,000629667
Trapeسيوم 15	0,000956929
Trapeسيوم 16	0,000973499
Trapeسيوم 17	0,001090871
Trapeسيوم 18	0,001650115
Trapeسيوم 19	0,001559439
Trapeسيوم 20	0,001833768
Trapeسيوم 21	0,0017882
Trapeسيوم 22	0,002693577
Trapeسيوم 23	0,002136174
Trapeسيوم 24	0,003104149
Trapeسيوم 25	0,003159383
Trapeسيوم 26	0,001862305
Trapeسيوم 27	0,002553651
Trapeسيوم 28	0,003165367
Trapeسيوم 29	0,002551809
Trapeسيوم 30	0,003914708
Trapeسيوم 31	0,002659516
Trapeسيوم 32	0,003785828
Trapeسيوم 33	0,003733816
Trapeسيوم 34	0,003662933
Trapeسيوم 35	0,004272348

Tabel 4.14 Luas Seluruh Trapesium

Trapesium 36	0,002554571
Trapesium 37	0,003878345
Trapesium 38	0,003153399
Trapesium 39	0,003504595
Trapesium 40	0,004475793
Trapesium 41	0,004668191
Trapesium 42	0,003701136
Trapesium 43	0,004901094
Trapesium 44	0,005002357
Trapesium 45	0,004416416
Trapesium 46	0,008889908
Trapesium 47	0,00751182
Trapesium 48	0,009345588
Trapesium 49	0,010092167
Trapesium 50	0,010501359
Trapesium 51	0,013826444
Trapesium 52	0,01850338
Trapesium 53	0,051284742
Total	0,2302

## BAB 5

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil implementasi dan pengujian sistem yang sudah dilakukan dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Pola iris mata sangat halus dan diperlukan pra-pemrosesan untuk memunculkan *keypoint*
2. Diperlukan lebih dari satu nilai *threshold* untuk mendapatkan kurva ROC yang representatif
3. Nilai kenaikan *threshold* berbanding lurus dengan *True Negative* dan *False Negative*, serta berbanding terbalik terhadap *True Positive* dan *True Negative*
4. Nilai kenaikan *threshold* berbanding lurus dengan Presisi dan Akurasi, serta berbanding terbalik terhadap Sensitivitas dan *False Positive Rate*
5. Hasil dari luas area di bawah kurva ROC adalah 0.2302, yang menandakan SIFT tidak cukup baik dalam melakukan identifikasi iris mata.

#### 5.2 Saran

Demi pengembangan lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, disarankan beberapa langkah lanjutan sebagai berikut :

1. Melakukan pra-pemrosesan intensif terhadap citra iris mata, sebelum diuji dengan SIFT.
2. Diperlukan kalibrasi terhadap gradien piksel yang dapat dikategorikan sebagai *keypoint*
3. Menggunakan sampel citra mata yang diambil langsung dari subjeknya
4. Jenis pengujian dapat dilakukan untuk gangguan berupa segmentasi dan rotasi.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Irsch and D. L. Guyton, “Anatomy of eyes,” Encyclopedia of Biometrics, pp. 11–16, 2009. (Dikutip pada halaman xi, 2, 5).
- [2] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” International journal of computer vision, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004. (Dikutip pada halaman xi, 2, 7, 8, 9, 10).
- [3] T. Fawcett, “An introduction to roc analysis,” Pattern recognition letters, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006. (Dikutip pada halaman xi, 11, 12, 13).
- [4] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, “An introduction to biometric recognition,” IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 14, no. 1, pp. 4–20, 2004. (Dikutip pada halaman 1).
- [5] P. Stober and S.-T. Yeh, “An explicit functional form specification approach to estimate the area under a receiver operating characteristic (roc) curve,” Available at <http://www2.sas.com/proceedings/sugi27/p226-227.pdf>, vol. 7, 2007. (Dikutip pada halaman 14).

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## BIOGRAFI PENULIS



Surya Putra Prawira, lahir di Denpasar, 29 Januari 1994, anak pertama dari dua bersaudara. Menempuh pendidikan di TK Swastiasu, SD Santo Yoseph 2 Denpasar, SMP Negeri 1 Denpasar, dan SMA Negeri 2 Denpasar. Penulis menyelesaikan buku sebagai persyaratan akhir dalam menempuh pendidikan di Institut Teknologi Sepuluh November (ITS). Aktif sebagai anggota Himpunan Mahasiswa Teknik Elektro (Himatektro) Departemen Keprofesian dan Kesejahteraan Mahasiswa (Prokesma). Penulis juga aktif sebagai asisten laboratorium B201 yang merupakan laboratorium Komputer dan Telematika

*Halaman ini sengaja dikosongkan*